

一种新的电压偏差预测方法

王知芳¹, 杨秀¹, 潘爱强²

(1. 上海电力学院电气工程学院, 上海 200090;

2. 国网上海市电力公司电力科学研究院, 上海 200437)

摘要:针对电压偏差预测难度大的问题,文中提出一种新的电压偏差预测方法。该方法包括主成分分析法(principal component analysis, PCA)降维、亲和力传播(affinity propagation, AP)聚类、反向传播(back propagation, BP)神经网络预测3步。通过PCA对数据进行降维,获得数据主成分;为了弥补传统聚类方法的不足,提高聚类效果,文中引入AP聚类提取与待预测点同类的历史数据;最后选择BP神经网络建立电压偏差预测模型。将文中方法应用于实际电压偏差数据,结果表明该方法预测结果平均相对误差为3.06%,优于传统BP神经网络预测模型以及BP神经网络结合PCA降维的预测模型。

关键词:电压偏差;主成分分析;聚类算法;神经网络

中图分类号:TM711

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2018)05-0026-06

0 引言

随着非线性负荷和电力电子设备的大量使用,电能质量问题日益严重,受到了社会各界的广泛关注。深入挖掘电能质量监测数据,对电能质量的变化趋势做出预测和预警,成为保证电力安全、稳定、经济输送的必要措施^[1]。

电能质量问题分为稳态和暂态电能质量问题。稳态电能质量问题包括电压偏差、频率偏差、电压波动与闪变、谐波及三相不平衡度^[2]。其中电压偏差的危害最为明显,电压过高造成设备过电压,威胁绝缘,减少使用寿命;电压过低使用户设备不能正常使用。因此,预测电压偏差变化趋势并采取一定措施对于电力系统的安全稳定运行具有很高的应用价值。且不同的电能质量指标数据具有不同的特征,若用一个预测模型来预测5项稳态指标,会造成精度差的问题,因此文中对电压偏差指标建立预测模型。

常用的预测方法有时间序列法、灰色预测法、支持向量机预测法等。但时间序列法注重数据的拟合,对影响电能质量的不确定性因素考虑不足;灰色预测法对数据的离散程度有要求,当数据离散程度较大时,预测精度较差;支持向量机在处理随机波动性较强的数据时,精度较差,且数据集规模过大时,训练时间长,速度慢^[3]。

目前,对电能质量预测的研究文献较少,而负

荷预测方法已比较成熟,可参考负荷预测的方法来进行电能质量预测。文献[4—6]采用基于小波分析的预测方法,将负荷数据进行分解,能够改善预测精度,但预测精度过多依赖于历史相似日的选取,预测结果不稳定。文献[7—8]采用基于决策树的负荷预测模型,模式简单,易于理解,但在选取属性进行扩展时,对各属性间的相关性考虑较少,且对噪音敏感;文献[9—11]采用综合预测方法,结合多种预测模型的有效信息,优势互补,改善预测精度,但是模型的权重确定困难,建模难度大;文献[12—14]采用偏最小二乘回归分析法进行负荷预测,通过对成分的提取,最大限度地利用了数据信息,但如何提高成分解释能力仍然难度较大。

电能质量预测的方法尚不成熟,研究文献极少。文献[15]提出一种基于Monte Carlo抽样的电铁电能质量预测方法,即先用Monte Carlo抽样方法对牵引负荷进行随机波动处理,再对负序、谐波等指标进行预测,但是此方法预测对象有限制,适用性差,仅适用于具有单相独立性、随机波动性的电铁一类的电能质量预测;文献[16]先利用ARIMA时间序列算法对有功功率进行预测,又根据有功功率与电能质量稳态指标的相关性建立反向传播(back propagation, BP)神经网络预测模型,但是此方法是间接预测方法,有功功率的预测结果较大程度影响最终电能质量的预测结果;文献[17]采用神经网络的预测模型对变电站和重点负荷用户、风电、光伏等用户电能质量进行短期预测,但是此预测方法过于单一,且对预测精度没有做具体分析和说明。

收稿日期:2018-05-09;修回日期:2018-06-27

基金项目:上海市科委地方能力建设计划项目(16020500-900)

文中针对电压偏差非线性、周期性的特点并结合实时气象数据提出一种基于聚类算法和 BP 神经网络的电压偏差预测方法,首先选择与待预测点相似相近的历史数据;然后采用聚类算法对气象因素聚类,根据聚类结果提取与待预测点同类的历史数据;最后选择 BP 神经网络建立电压偏差预测模型。将本方法应用到上海市某电站电压偏差数据,证明了文中提出的预测方法精度更高。

1 算法描述

针对传统 K -means 聚类的不足,文中引进亲和传播(affinity propagation, AP)聚类算法,对经过主成分分析法(principal component analysis, PCA)降维处理之后的气象数据主成分进行聚类,根据聚类结果提取与待预测点同类的历史数据,最后选择 BP 神经网络建立电压偏差预测模型。

1.1 PCA 降维

由于气象因素较多,在应用 BP 神经网络进行电压偏差预测时,若直接将这些因素作为输入,会导致 BP 神经网络学习速度慢,效率低,而且无关变量的引入会导致预测精度下降甚至不能完成学习,因此有必要对气象数据进行降维处理。

PCA 是一种数学降维算法,将原来众多具有相关性的变量,重新组合成一组新的相互无关的综合变量来代替原来变量^[18],这些综合变量即为主成分。

$$\mathbf{V} = \text{eigvec}[\text{cov}(\mathbf{X})] \quad (1)$$

式中: \mathbf{X} 为归一化的数据矩阵; $\text{cov}(\mathbf{X})$ 为协方差矩阵; \mathbf{V} 的列向量为 $\text{cov}(\mathbf{X})$ 的正交单位特征向量。

将 \mathbf{X} 降至 L 维后的数据矩阵为:

$$\mathbf{P} = \mathbf{X}\mathbf{V}_L \quad (2)$$

式中: \mathbf{V}_L 为矩阵 \mathbf{V} 的前 L 列。

1.2 AP 聚类分析

AP 聚类是 Frey 和 Dueck 于 2007 年在 Science 杂志上提出的一种新的无监督聚类算法^[19-20]。AP 聚类过程是信息传递的过程,利用吸引信息矩阵 \mathbf{R} 和归属信息矩阵 \mathbf{A} 在数据点之间交换信息,不断迭代更新 2 个信息矩阵,直到迭代结束。 $r(i, k)$ 与 $a(i, k)$ 分别为 i 点与 k 点之间的吸引信息矩阵元素和归属信息矩阵元素,其值越强,则 k 点作为聚类中心的可能性就越大,并且 i 点隶属于以 k 点为聚类中心的类簇的可能性也越大。 $r(i, k)$ 与 $a(i, k)$ 计算公式如下:

$$r(i, k) = s(i, k) - \max_{k' \neq k} [a(i, k') + s(i, k')] \quad (3)$$

$$a(i, k) = \begin{cases} \min\{0, r(k, k) + \sum_{i' \in \{1, k\}} \max[0, r(i', k)]\}, & i \neq k \\ \sum_{i' \in k} \max[0, r(i', k)], & i = k \end{cases} \quad (4)$$

由于 AP 聚类算法迭代过程容易产生震荡,所以每次迭代都加上一个阻尼系数 $\lambda, \lambda \in (0, 1)$ 。

$$r_{i+1}(i, k) = \lambda r_i(i, k) + (1 - \lambda) r_{i+1}^{\text{old}}(i, k)$$

$$a_{i+1}(i, k) = \lambda a_i(i, k) + (1 - \lambda) a_{i+1}^{\text{old}}(i, k) \quad (5)$$

式中: $s(i, k)$ 为 i 点与 k 点之间的相似度。

相对于传统聚类,AP 聚类算法有如下优点:

- (1) 不需要事先指定聚类个数 K ;
- (2) 多次执行得到的结果完全一样,不需要随机选取初值;
- (3) 比其他单一聚类法的误差平方和都要低;
- (4) 通过输入相似度矩阵来启动算法,因此对距离矩阵的对称性没要求,数据适用范围大。

AP 算法的流程如图 1 所示。

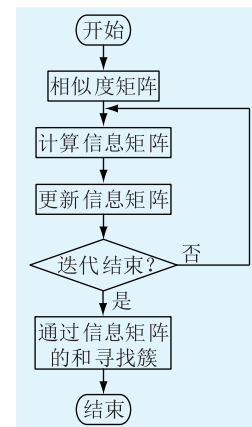


图 1 AP 算法流程

Fig.1 Flowchart of AP algorithm

1.3 BP 神经网络

针对电压偏差非线性、周期性的特点,文中选取神经网络算法建立预测模型。神经网络具备很强的学习能力,能更好地适应数据空间的变化和各种复杂的数据关系。

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,该网络的主要特点是信号前向传递,误差反向传播。BP 神经网络广泛应用于分类识别、逼近、回归、压缩等领域^[21-24],其结构见图 2。

2 案例分析

2.1 电压偏差预测流程

文中选取 2012 年 4 月 10 日至 5 月 15 日,2013 年 4 月 10 日至 5 月 15 日,2014 年 4 月 1 日至 4 月 26 日共 2352 个整时点气象数据和电压偏差数据作

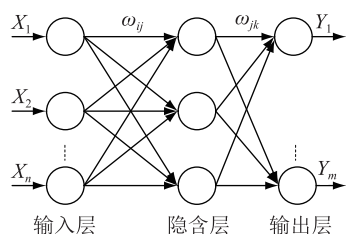


图2 BP神经网络结构模型

Fig.2 BP neural network structure model

为历史数据,对接下来的2014年4月27日、28日整时点的电压偏差进行预测。文中气象数据来自于上海浦东国际机场所使用的天气数据,电压偏差数据来自上海市某变电站的真实数据,组成如下的数据集记录:整点时刻,气温,露点,湿度,气压,风向,风速,状况,电压偏差。

2.2 改进集成聚类算法

2.2.1 PCA降维处理

由于影响电压偏差预测精度的因素很多,为避免信息冗余现象,需对影响因素进行降维。分析数据集中数据的相关性,绘制相关性强度图,如图3所示。由图可知,气象因素中气温、湿度、风速、露点与电压偏差的相关性较高,但同时气象因素内部间的相关性也较高,若只提取与电压偏差相关性较强的气象因素,则会出现信息重复现象。

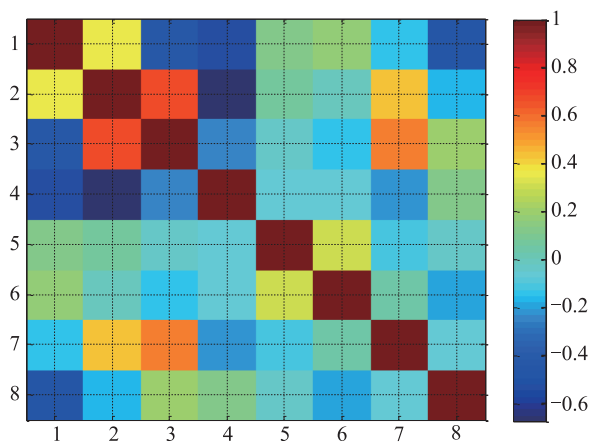


图3 相关性强度

Fig.3 Correlation strength

所以,将气象数据进行PCA降维处理,得到一组相互独立又信息量大的主成分,根据贡献率,文中将原始气象数据PCA降维为4维。

2.2.2 AP聚类

AP算法的输入为数据点之间的相似度矩阵 S ,文中数据点 i 和 j 的相似度为 $s(i,j) = -(x_i - x_j)^2$ 。图4为AP聚类迭代过程。

将降维后的气象数据进行AP聚类,由图4可知,AP聚类迭代约10次便趋于稳定。

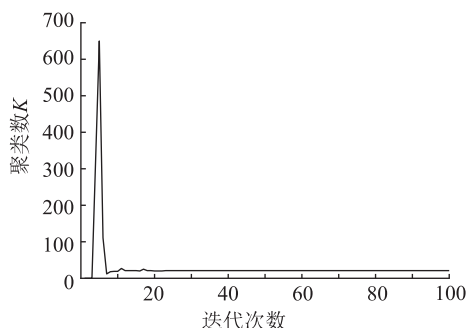


图4 AP聚类迭代过程

Fig.4 Iteration of AP clustering

2.2.3 聚类评价指标SSE

误差平方和(sum of squared errors, SSE)指标 I_{SSE} 用一个子类到所在类簇的聚类中心的欧氏距离来表示,即:

$$I_{SSE} = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in X_i} d^2(c_i, x) \quad (7)$$

式中: c_i 为类簇 X_i 的聚类中心,即 $c_i = \frac{1}{m_i} \sum_{x \in X_i} x$; $d(c_i, x)$ 为向量间的欧氏距离。

传统K-means聚类需事先给定聚类数 K 值,聚类结果受初始聚类中心的影响大,导致K-means聚类算法不稳定,SSE值为3724.5268;AP聚类算法不需要随机选取初值,多次执行AP算法得到的结果相同,稳定性好,SSE值为2537.0649,克服了K-means聚类算法的不足,AP聚类算法的误差平方和较小,类簇间的分散性高,类簇内的紧凑性好。

2.3 BP神经网络预测

2.3.1 BP神经网络设计

输入向量为改进集成聚类得到的与待测点的气象因素同类的历史数据集,因此为一个4维向量;输出向量为整点时刻的电压偏差,为1维向量。BP神经网络适合求解内部机制复杂的问题,但是初始权重敏感,文中取10次预测结果的均值作为最终预测结果。

2.3.2 预测结果

文中提出的改进方法,与传统BP神经网络预测方法、BP神经网络结合PCA降维的预测方法程序均在MATLAB平台上成功运行,将其结果进行对比,如图5、图6所示。并计算其平均相对误差:

$$e_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{L(i) - F(i)}{L(i)} \right| \times 100\% \quad (8)$$

由图5、图6可知,文中改进方法比传统BP神经网络、PCA+BP神经网络预测结果的平均相对误差都低,说明该改进方法中PCA降维和AP聚类2个步骤均能够提高预测精度,这是因为通过PCA降

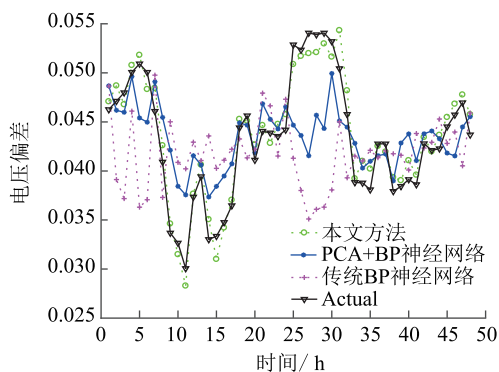


图5 预测结果对比

Fig.5 Comparison of forecasting results

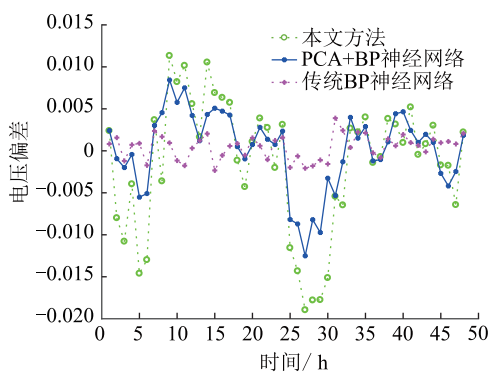


图6 预测误差对比

Fig.6 Comparison of forecasting errors

维处理,剔除了无关变量和冗余变量,得到相互独立又信息量大的主成分;而通过 AP 聚类可以确定历史数据之间的亲疏关系,提取与待测点同类的数据对神经网络进行训练,减少了无关历史数据的影响不良影响,进一步提高了预测精度。将4月27日、4月28日的3种方法预测结果的相对误差落在某一范围内的频数用直方图表示,得到图7—9所示的3种方法的预测误差分布直方图。

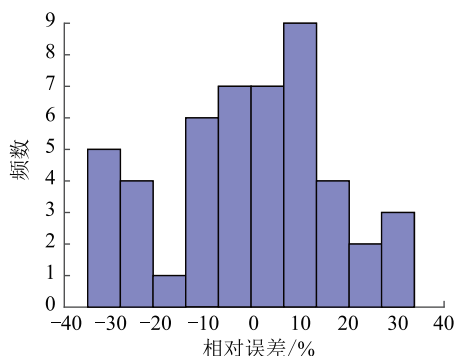


图7 传统BP神经网络法误差分布

Fig.7 Distribution histogram of the traditional BP model

从图7—9可以看出文中提出的改进预测方法相对误差在0附近更为集中。最终预测方法误差对比如表1所示,文中方法平均相对误差为3.06%,比

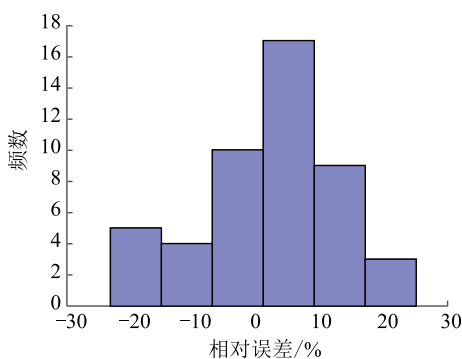


图8 PCA+BP神经网络法误差分布

Fig.8 Distribution histogram of the BP model with PCA

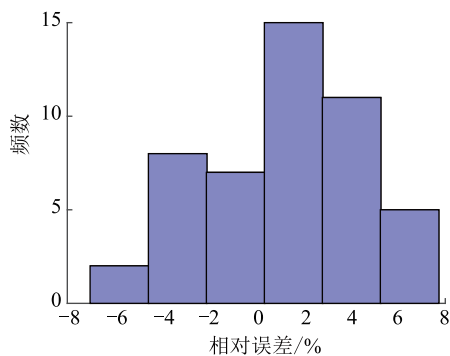


图9 本文改进方法误差分布

Fig.9 Distribution histogram of the proposed method

传统神经网络降低了10.82%,而且传统神经网络和PCA+BP神经网络的预测结果相对误差控制在3%以内的概率分别为12.5%和25%,而文中改进预测方法预测结果相对误差控制在3%以内的概率达到54.17%,极端相对误差只是小概率事件。综上所述,文中改进预测方法在电压偏差预测中效果更好,为下一步电压偏差预警及电压偏差问题策略制定提供可靠依据。

表1 预测方法误差对比

Tab.1 Comparison of forecasting errors %

预测方法	4月28日平均相对误差	5月1日平均相对误差	平均相对误差	误差控制在3%以内概率
传统BP神经网络	15.16	12.61	13.88	12.5
PCA+BP神经网络	8.67	8.40	8.54	25
本文改进方法	3.04	3.08	3.06	54.17

3 结语

文中针对电压偏差非线性、周期性的特点,同时考虑气象因素,通过将聚类算法与BP神经网络结合,建立电压偏差预测模型。

(1) 由于影响电压偏差预测精度的因素过多,

为避免信息干扰和信息重复,将气象数据进行 PCA 降维处理,得到一组相互独立又信息量大的主成分,将气象主成分进行聚类处理。

(2) 引入 AP 聚类算法,克服了传统 K -means 聚类算法的不足,结果证明 AP 聚类算法效果更好。

(3) 选择与待预测整时点同类的历史数据集作为训练样本数据集,运用 BP 神经网络进行训练并预测,将其预测结果与传统 BP 神经网络、PCA+BP 神经网络预测结果相比较,证明了本文提出的方法整体预测指标更好。

虽然文中提出的预测模型能够较好的预测短期电压偏差,但模型仍有提高的空间。如:BP 聚类算法样本依赖性强且初始权重为随机给定,导致 BP 神经网络预测结果稳定性欠佳。因此可基于以上问题,对文中预测模型进一步改进。

参考文献:

- [1] 丁泽俊,刘平,欧阳森,等. 电能质量预测与预警机制及其应用[J]. 电力系统及其自动化学报,2015,27(10):87-92.
DING Zejun, LIU Ping, OUYANG Sen, et al. Mechanism of power quality forecast and early warning and their application [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2015, 27(10): 87-92.
- [2] 胡铭,陈珩. 电能质量及其分析方法综述[J]. 电网技术,2000,24(2):36-38.
HU Ming, CHEN Heng. Survey of power quality and its analysis methods[J]. Power System Technology, 2000, 24(2): 36-38.
- [3] 廖旋煊,胡智宏,马莹莹,等. 电力系统短期负荷预测方法综述[J]. 电力系统保护与控制,2011,39(1):147-152.
LIAO Nihuan, HU Zhihong, MA Yingying, et al. Review of the short-term load forecasting methods of electric power system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(1): 147-152.
- [4] 邵能灵,侯志俭,李涛,等. 基于小波分析的电力系统短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报,2003,23(1):46-51.
TAI Nengling, HOU Zhijian, LI Tao, et al. New principle based on wavelet transform for power system short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(1): 46-51.
- [5] 曲正伟,张坤,王云静,等. 基于 PSO-OMP 优化的 WD-ASD 超短期负荷预测[J]. 电工电能新技术,2017,36(12):39-45.
QU Zhengwei, ZHANG Kun, WANG Yunjing, et al. Short-term load forecasting based on WD-ASD optimized by PSO-OMP[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2017, 36(12): 39-45.
- [6] 李如琦,褚金胜,王宗耀,等. 小波分析及其在短期负荷预测中的应用[J]. 现代电力,2009,26(3):63-67.
LI Ruqi, ZHU Jinsheng, WANG Zongyao, et al. Wavelet analysis and its use in short-term load forecasting[J]. Modern Electric Power, 2009, 26(3): 63-67.
- [7] 孙英云,何光宇,翟海青,等. 一种基于决策树技术的短期负荷预测算法[J]. 电工电能新技术,2004,23(3):55-58,75.
SUN Yingyun, HE Guangyu, ZHAI Haiqing, et al. A short-term load forecasting method based on decision-tree approaches [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2004, 23(3): 55-58, 75.
- [8] 高亦凌,胡翼,辛洁晴,等. 基于决策树主变最佳负荷预测研究[J]. 电网与清洁能源,2014,30(3):93-97.
GAO Yiling, HU Yi, XIN Jieqing, et al. Study of transformer optimal load forecasting method based on decision tree [J]. Power System and Clean Energy, 2014, 30(3): 93-97.
- [9] 康重庆,夏清,沈瑜,等. 电力系统负荷预测的综合模型[J]. 清华大学学报(自然科学版),1999,39(1):9-12.
KANG Chongqing, XIA Qing, SHEN Yu, et al. Integrated model of power system load forecasting[J]. Journal of Tsinghua university (Science and Technology), 1999, 39(1): 9-12.
- [10] 程旭,康重庆,夏清,等. 期负荷预测的综合模型[J]. 电力系统自动化,2000,24(9):42-44.
CHENG Xu, KANG Chongqing, XIA Qing, et al. Integrated model of short-term load forecasting [J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(9): 42-44.
- [11] 李春祥,牛东晓,孟丽敏,等. 基于三指标量的中长期负荷预测综合模型[J]. 华东电力,2008,36(6):10-14.
LI Chunxiang, NIU Dongxiao, MENG Limin, et al. Comprehensive models for mid-long term load forecast based on three target quantities[J]. East China Electric Power, 2008, 36(6): 10-14.
- [12] 毛李帆,江岳春,龙瑞华,等. 基于偏最小二乘回归分析的中长期电力负荷预测[J]. 电网技术,2008(19):71-77.
MAO Lifan, JIANG Yuechun, LONG Ruihua, et al. Medium- and long-term load forecasting based on partial least squares regression analysis[J]. Power System Technology, 2008(19): 71-77.
- [13] 蔡金錠,王慧. 非线性偏最小二乘回归在电力负荷预测中的应用[J]. 电工电能新技术,2006(2):15-17,58.
Cai Jinding, Wang Hui. Application of non-linear partial least square regression in electricity load prediction[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2006(2): 15-17, 58.
- [14] 季泽宇,袁越,邹文仲. 改进偏最小二乘回归在电力负荷预测中的应用[J]. 电力需求侧管理,2011,13(1):10-14.
JI Zeyu, YUAN Yue, ZOU Wenzhong. Application of improved partial least square regressive model in power load forecasting [J]. Power Demand Side Management, 2011, 13(1): 10-14.
- [15] 秦浩庭,李群湛,刘燕,等. 基于 Monte Carlo 的电铁电能质量预测方法[J]. 电力系统保护与控制,2011,39(13):64-70,77.
QIN Haoting, LI Qunzhan, LIU Yan. Prediction of the power quality caused by electrified railways based on Monte Carlo [J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(13): 64-70, 77.
- [16] 苏卫卫,马素霞,齐林海. 基于 ARIMA 和神经网络的电能质量稳态指标预测[J]. 计算机技术与发展,2014(3):163

- 167.
SU Weiwei, MA Suxia, QI Linhai. Predicting of power quality steady indicators based on ARIMA and neural network [J]. Computer Technology and Development, 2014(3):163-167.
- [17] 刘可, 薛俊茹, 宋锐, 等. 青海电网数字化在线监测平台短期电能质量预测功能应用与分析[J]. 科技信息, 2012(34):690-691.
LIU Ke, XUE Junru, SONG Rui, et al. Application and analysis of short-term power quality prediction of digital on-line monitoring platform for Qinghai power grid [J]. Science and Technology Information, 2012(34):690-691.
- [18] 张斌, 庄池杰, 胡军, 等. 结合降维技术的电力负荷曲线集成聚类算法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(15):3741-3749.
ZHANG Bin, ZHUANG Chijie, HU Jun, et al. Ensemble clustering algorithm combined with dimension reduction techniques for power load profiles [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(15):3741-3749.
- [19] FERY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points [J]. Science, 2007, 315(5814):972-976.
- [20] DUECK D, FREY B J. Non-metric affinity propagation for unsupervised image categorization [C] // Proceedings of 11th International Conference on Computer Vision (IC-CV), 2007.
- [21] 徐卫东, 聂一雄, 周文文, 等. 基于反向传播神经网络的载流导体本体温度仿真计算 [J]. 广东电力, 2017, 30(11):104-108.
XU Weidong, NIE Yixiong, ZHOU Wenwen, et al. Simulation calculation for current-carrying conductor temperature based on back propagation neural network [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(11):104-108.
- [22] 刘波, 张焰, 陈煜. 基于 GA-改进 BP 神经网络算法在大电网短路电流预测中的应用 [J]. 电工电能新技术, 2006, 25(4):43-46.
LIU Bo, ZHANG Yan, CHEN Yu. Short-circuit current forecast application of big electrical network based on improved BP artificial neural network combined with genetic algorithm [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2006, 25(4):43-46.
- [23] 李路明, 刘志明, 张治国, 等. 基于 FBG 技术的抛物线与 BP 神经网络联合算法应用于架空线覆冰厚度监测的研究 [J]. 智慧电力, 2017, 45(8):58-63.
LI Luming, LIU Zhiming, ZHANG Zhiguo, et al. Overhead lines ice thickness monitoring based on FBG parabola method and BP neural network [J]. Smart Power, 2017, 45(8):58-63.
- [24] 安晨帆, 杜志叶, 李慧慧, 等. 基于组合赋权和 BP 神经网络的 500 kV 交流输电线路电磁环境评估方法研究 [J]. 电工电能新技术, 2016, 35(3):62-68.
AN Chenfan, DU Zhiye, LI Huihui, et al. Study of 500 kV of AC transmission line electromagnetic environment evaluation method based on combination empowerment and BP neural network [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2016, 35(3):62-68.

作者简介:



王知芳

王知芳(1993—),女,硕士研究生,研究方向为电能质量、深度学习、大数据在智能电网中的应用(E-mail:18717721507@163.com);

杨秀(1972—),男,博士,教授,研究方向为电能质量,微电网的运行与仿真(E-mail: yangxiu721102@126.com);

潘爱强(1984—),男,硕士,高级工程师,从事电能质量研究工作。

A Method of Short-term Voltage Deviation Forecasting

WANG Zhifang¹, YANG Xiu¹, PAN Aiqiang²

(1. College of Electric Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. State Grid Shanghai Electric Power Research Institute, Shanghai 200437, China)

Abstract: This paper presents an accurate model to forecast voltage deviation with improved BP neural network, which concerns with the meteorological factors. The proposed method is a combination of PCA dimension reduction, AP clustering and BP neural network. The proposed method is successfully applied to actual data and the practical application results proved that the mean absolute percentage error (MAPE) of the proposed method is 3.06%, which is obviously better than that of other methods.

Key words: voltage deviation; principal component analysis (PCA); clustering algorithm; BP neural network

(编辑 方 晶)